

Algorithmes d'optimisation de formes accéléré par apprentissage.

Arselane HADJ SLIMANE, CMAP, CNRS, École polytechnique, IPP - Palaiseau, France

Grégoire ALLAIRE, CMAP, CNRS, École polytechnique, IPP - Palaiseau, France

L'optimisation de formes est un domaine crucial en analyse numérique et en calcul des structures, qui vise à améliorer des objets géométriques en minimisant des fonctionnelles d'intérêt telles que l'énergie, la compliance ou des critères de performance [1, 2]. Contrairement aux approches classiques d'optimisation paramétrique, on cherche ici à optimiser directement le domaine spatial lui-même. La notion de dérivée de forme est alors centrale : c'est la différentielle de Fréchet par rapport à la perturbation du bord ; elle capture l'influence des déformations du domaine sur la solution des équations aux dérivées partielles (EDP) et sur la fonctionnelle objectif à minimiser. Dans ce cadre, nous proposons deux approches complémentaires pour améliorer les algorithmes d'optimisation de formes à l'aide de réseaux de neurones.

La première approche porte sur le calcul du gradient de forme, qui est le représentant de la dérivée de forme dans un produit scalaire choisi. Ce produit scalaire est classiquement pris comme celui de l'espace de Sobolev H^1 , ce qui fournit une déformation représentant une direction de descente pour l'algorithme d'optimisation. Cependant, ce choix est arbitraire et n'exploite pas la structure géométrique propre au problème. Nous proposons donc d'utiliser des approches de méta-optimisation [3] pour apprendre, via un réseau de neurones, un produit scalaire mieux adapté à la géométrie du problème, et ainsi accélérer la convergence de l'algorithme.

La seconde approche concerne la représentation des formes elles-mêmes. Une méthode très répandue consiste à représenter le domaine par une fonction level-set, égale à zéro au bord, négative à l'intérieur et positive à l'extérieur — telle que la distance signée au bord [2]. De telles fonctions sont connues dans la communauté des réseaux de neurones sous le nom de champs neuraux implicites (Implicit Neural Fields, INF) [4]. En exploitant cette connexion, on peut apprendre une représentation dans un espace latent de l'ensemble des formes, telles que représentées par leurs level-sets. Ceci permet de développer, par apprentissage, un modèle de réduction d'ordre non linéaire pour l'espace des formes, ouvrant ainsi la voie à une exploration plus efficace de l'espace de conception.

- [1] G. Allaire. *Conception optimale de structures*. Springer, 2007.
- [2] G. Allaire, F. Jouve, A.-M. Toader. *Structural optimization using sensitivity analysis and a level-set method*. *Journal of computational physics*, **194**(1), 363–393, 2004.
- [3] T. Chen, X. Chen, W. Chen, H. Heaton, J. Liu, Z. Wang, W. Yin. *Learning to optimize : A primer and a benchmark*. *Journal of Machine Learning Research*, **23**(189), 1–59, 2022.
- [4] J. J. Park, P. Florence, J. Straub, R. Newcombe, S. Lovegrove. *DeepSDF : Learning continuous signed distance functions for shape representation*. In *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 165–174, 2019.